

建設現場の課題解決策の検証およびDXツール化

深層学習・機械学習で山岳トンネル工事の作業工程を見える化

西松建設(株) 瀬瀬 善孝

(株)sMedio 林 浩一郎・園田 香織

1. はじめに

日本の総人口はピークからの減少局面に入り、建設業界においても就業者が減少している。また、雇用年齢構成における高齢化が進行し、これにより次世代への技術継承も課題となっている。さらに、2024年から適用される働き方改革も重なり、これらの課題に対して各方面で取り組みが行われている。

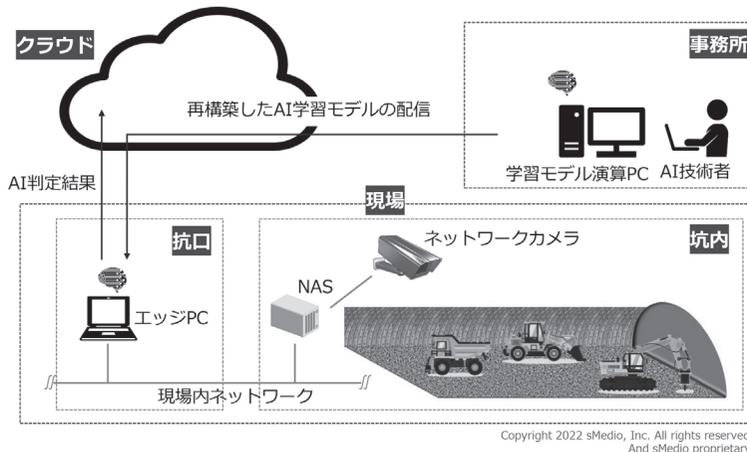
山岳トンネルでは、「穿孔・装薬」、「発破」、「ずり搬出」、「吹付け」、「ロックボルト」等の工程を繰り返し行うことで切羽作業を進めており、工程ごとに重機の種類や動作には特徴がある。このような繰り返し作業の特徴の学習や判定はAIが得意とする領域であり、作業工程をAIで

自動判定することによって、作業時間の累積比較から施工上の異常検知・改善を行うことや、工程情報を入力とする新たな自動化システムの構築等が可能になると期待される。

このような背景より、筆者らは、AIを活用して山岳トンネルの作業工程を見える化するためのツールの開発を進めている。本稿では、開発したシステムの構成や、これまでの検証結果について紹介する。

2. システムの構成

切羽作業の工程を見える化するために、施工現場内にシステムを構築した（第1図）。



Copyright 2022 sMedio, Inc. All rights reserved.
And sMedio proprietary

第1図 システム構成図

2-1 ネットワークカメラ

切羽近傍の作業状況を1日24時間撮影するために、ネットワークカメラを設置した。切羽との間に駐機された重機で視界を遮られないことや、掘進による配置換えの手間を削減することを考慮して、連続ベルトコンベヤの末端設備であるテールピース台車の上を設置場所とした。また、坑内の環境に耐えられるよう、防塵防水規格がIP66であるものを選定した。

2-2 NAS

ネットワークカメラからの映像は、NAS (Network Attached Storage) に接続されたSSDに常時保存される。粉じんによる故障を避けるために、冷却ファンを用いないものを選定した。また、通信環境が貧弱な坑内では大容量の映像データを安定して現場外へ転送することが難しいため、AI学習のために映像データを回収する際にはSSDごと回収することとした。

2-3 エッジPC

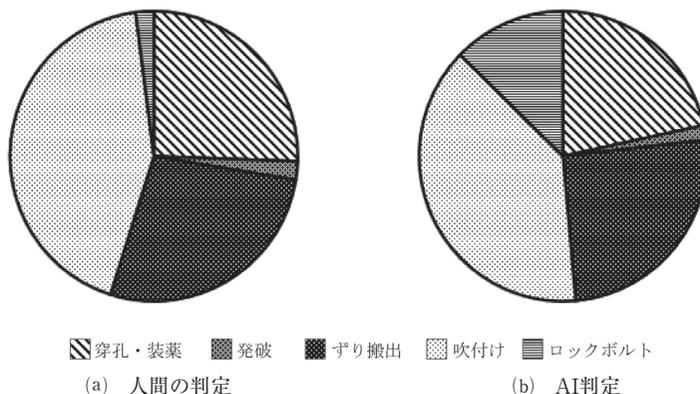
AIは坑口のエッジPCに組み込まれており、ネットワークカメラの映像を基にして、事前に設定した選択肢の中から作業工程がリアルタイムに判定される。判定結果はクラウドへ蓄積され、ウェブブラウザを通して閲覧や分析が可能である(第2図)。また、現場外のAI技術者が回収した映像データを基にしてAIの再学習を行い、再学習されたAIはクラウドを通してエッ

ジPCに配信されるため、常に最新のAIを利用することが可能となっている。

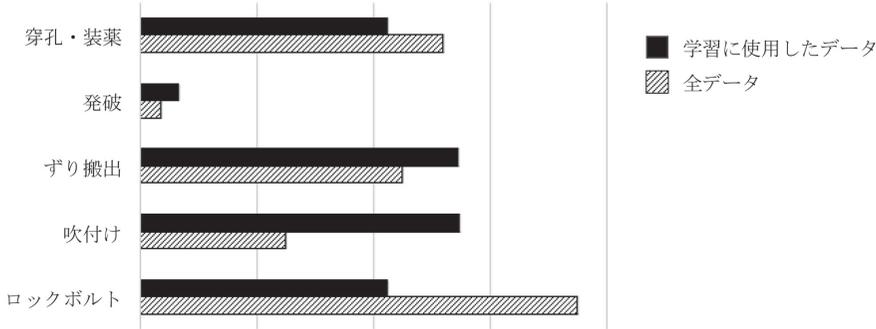
3. 動き認識による工程判定

はじめに、映像中の重機の動きを活用して工程を判定することを試みた。AIの学習の際には、1ヶ月間分の映像データを「穿孔・装薬」、「発破」、「ずり搬出」、「吹付け」、「ロックボルト」の五つの工程に分類し、各工程の映像中の重機の動きの特徴をTSN (Temporal Segment Network) で分析した。ただし、AIは重機の種類を識別するのではなく、映像全体を一つの景色と捉え、景色の中のどこが動いているのかを分析して、その特徴に合致する工程を判定する。TSNは動画解析手法の中では演算負荷が比較的 low、リアルタイムな判定に有用であると考えられる理由から採用した。また、各工程の作業時間のばらつきが大きく、全ての映像データを教師データとした場合には「AIによる」判定結果に偏りが発生することが懸念されたため、各工程のデータ量がなるべく均一になるように教師データを選定した(第3図)。

構築したAIを用いて8時間分の映像データを対象に工程判定を実施した結果を第1表に示す。この表は一般に混同行列と呼ばれ、AIの判定結果と実際の正解の分布をまとめたものである。1秒間に1回の頻度で工程を判定した結果のう



第2図 ウェブ上のクラウド分析画面の例 (1日分の各工程の割合)



第3図 各工程のデータ量の割合

第1表 AIによる工程判定（動き認識）

		A I 判定（動き認識）				
		穿孔・装薬	発破	ずり搬出	吹付け	ロックボルト
人間の判定	穿孔・装薬	2951	0	0	0	280
	発破	0	465	2	0	0
	ずり搬出	0	0	6163	0	0
	吹付け	0	0	0	6208	0
	ロックボルト	2	0	0	0	1462

表中の数字は、判定された工程の合計秒数

正解率 98.4%

	穿孔・装薬	発破	ずり搬出	吹付け	ロックボルト
適合率	99.9%	100.0%	100.0%	100.0%	83.9%
再現率	91.3%	99.6%	100.0%	100.0%	99.9%
F 値	95.4%	99.8%	100.0%	100.0%	91.2%

- ・正解率：全てのデータに対する AI 判定のうち、人間の判定が合致したものの割合
- ・適合率：各工程に対する AI 判定のうち、人間の判定が合致したものの割合
- ・再現率：各工程に対する人間の判定のうち、AI 判定が合致したものの割合
- ・F 値：適合率と再現率の調和平均

ち、縦軸には人間、横軸にはAIが判定した工程の秒数が記載されている。すなわち、対角成分の値は、両者の判定が一致した秒数を示す。一方、対角成分以外の値はAIの判定が人間の判定と異なっていた秒数を示しており、AIが判定を誤る際の傾向を読み取ることができる。正解率は98.4%であり、判定精度が高かった。特に「発破」、「ずり搬出」、「吹付け」においてはAIの誤りがほとんどなく、重機の動作の特徴を分析することで工程を判別可能であることが示唆された。

一方、「穿孔・装薬」と「ロックボルト」においてはAIの誤りが比較的多く見られた。これは、両工程で同じドリルジャンボを用いている

ことや、重機の移動や動作が少ないことが原因で、動きによる他工程との差別化が図れなかったためと考えられる。なお、TSNを用いた動き認識では、重機の種類や動作に特徴が見られる掘削サイクルの作業に対しては一定の判定精度を確保することができるが、休工時や補助工法等の掘削サイクル外の作業に対しては判定が難しいこともわかった。

4. 物体認識による工程判定

動き認識で誤りが比較的多かった「穿孔・装薬」と「ロックボルト」では、各々、火薬運搬車とモルタル台車が使用されており、映像中の

重機や車両を識別することで工程判定の精度向上が期待されたことから、AIによる物体認識機能の活用を試みた。

4-1 物体認識した重機を利用した工程判定

本手法では、AIによる判定を2段階に分けて行う。1段階目のAIは、1ヶ月間分の映像データの中から各重機の登場シーンを2,000個ずつ抜き出して学習した物体認識AIであり、映像中の重機を検出する。2段階目のAIは、各工程の映像に登場する重機の種類を学習したAIであり、1段階目のAIで検出した重機の情報を基に工程を判定する。学習の対象とした重機や車両は、第2表の通りである。切羽後方に

駐機されている様子が映像に映り込む場合があるため、ドリルジャンボと発破防護装置は、切羽近傍で稼働している状態と切羽後方で駐機されている状態の2通りを学習し、前者のみを工程判定に用いた。

構築したAIを用いて2週間分の映像データからランダムに抽出した合計約30分の映像を対象に工程判定を実施した。混同行列は第3表の通りであり、各工程でAIの誤りが見られ、正解率は72.6%であった。物体認識を活用して工程判定を行うことである程度の正解率が得られたものの、動き認識を活用した場合と比較すると判定精度は低い。

その原因を明らかにするため、各工程において各重機が検出された頻度を調べた(第4表)。表中の値は、検証を行った各工程の映像の時間のうち、各重機が物体認識AIによって検出された時間の割合を示す。第4表より次の特徴がみられる。

第2表 各工程で使用される重機や車両

工程	使用される重機や車両
穿孔・装薬	ドリルジャンボ(稼働) 火薬運搬車
発破	発破防護装置(稼働)
ずり搬出	サイドダンプ バックホウ
吹付け	吹付け機 トラックミキサー車
ロックボルト	ドリルジャンボ(稼働) モルタル台車

第3表 AIによる工程判定(物体認識)

		AI判定(物体認識)				
		穿孔・装薬	発破	ずり搬出	吹付け	ロックボルト
人間の判定	穿孔・装薬	331	3	0	0	39
	発破	1	61	13	15	0
	ずり搬出	2	8	268	248	0
	吹付け	0	8	155	599	1
	ロックボルト	56	0	0	0	192

表中の数字は、判定された工程の合計秒数

正解率 72.6%

	穿孔・装薬	発破	ずり搬出	吹付け	ロックボルト
適合率	84.9%	76.3%	61.5%	69.5%	82.8%
再現率	88.7%	67.8%	51.0%	78.5%	77.4%
F値	86.8%	71.8%	55.7%	73.7%	80.0%

第4表 各重機の検出頻度

	火薬運搬車	ドリルジャンボ(稼働)	発破防護装置	サイドダンプ	バックホウ	吹付け機	トラックミキサー車	ドリルジャンボ(駐機)	モルタル台車
穿孔・装薬	59.4%	9.1%	10.5%	0.0%	1.1%	0.1%	0.0%	0.7%	19.0%
発破	0.5%	2.4%	49.3%	0.1%	0.6%	0.1%	0.0%	46.9%	0.2%
ずり搬出	0.3%	0.8%	0.6%	0.2%	2.1%	2.3%	5.9%	87.7%	0.1%
吹付け	0.0%	2.5%	0.3%	0.5%	0.4%	1.8%	0.8%	93.4%	0.2%
ロックボルト	1.8%	4.3%	0.0%	1.1%	2.1%	0.0%	0.0%	0.2%	90.4%

(1) 「穿孔・装薬」、「ロックボルト」における
物体認識の傾向

「穿孔・装薬」中に使用する「火薬運搬車」が「ロックボルト」中にもある程度検出されており、「ロックボルト」中に使用する「モルタル台車」が「穿孔・装薬」中にもある程度の頻度で検出される。このことより、連続する工程では、前や次の工程で使用する重機が映像に映り込むことで工程の誤判定が引き起こされていると考えられる。

また、「穿孔・装薬」や「ロックボルト」で常に使用する「ドリルジャンボ（稼働）」の検出頻度が低いが、稼働中のドリルジャンボの一部が火薬運搬車やモルタル台車で遮られたために検出できなかったと考えられる。

(2) 「発破」における物体認識の傾向

「発破」中に使用する「発破防護装置」と、「発破」中に切羽後方で駐機されている「ドリルジャンボ（駐機）」が高い頻度で検出されている。しかし、他の重機もある程度検出されているため、工程判定に誤りが生じる場合がある。

(3) 「ずり搬出」、「吹付け」における
物体認識の傾向

「ずり搬出」中に使用する「サイドダンプ」や「バックホウ」の検出頻度が低く、切羽後方に駐機されている「ドリルジャンボ（駐機）」の検出が突出している。この傾向は「吹付け」中に使用する「吹付け機」と「トラックミキサー車」にも見られる。

これは、作業中に発生する粉じんや、切羽後方に駐機されている「ドリルジャンボ（駐機）」に遮られて実際に稼働している重機の検出が妨げられているものと考えられる。

これらの結果により、動き認識の誤り補正として、物体認識AIで重機や車両を識別するだけでは、十分な判定精度向上は見込めないことがわかった。

4-2 重機の検出位置を利用した工程判定

4-1節の結果を受け、重機の検出に加えて重機が映り込んだ位置も利用することで、判定精度が向上するかどうかを検証した。具体的には、各工程の映像から検出された重機の中心座標の分布の傾向を分析した。

まず、「発破」「ずり搬出」「吹付け」において検出された「サイドダンプ」の中心座標の分布を第4図に示す。

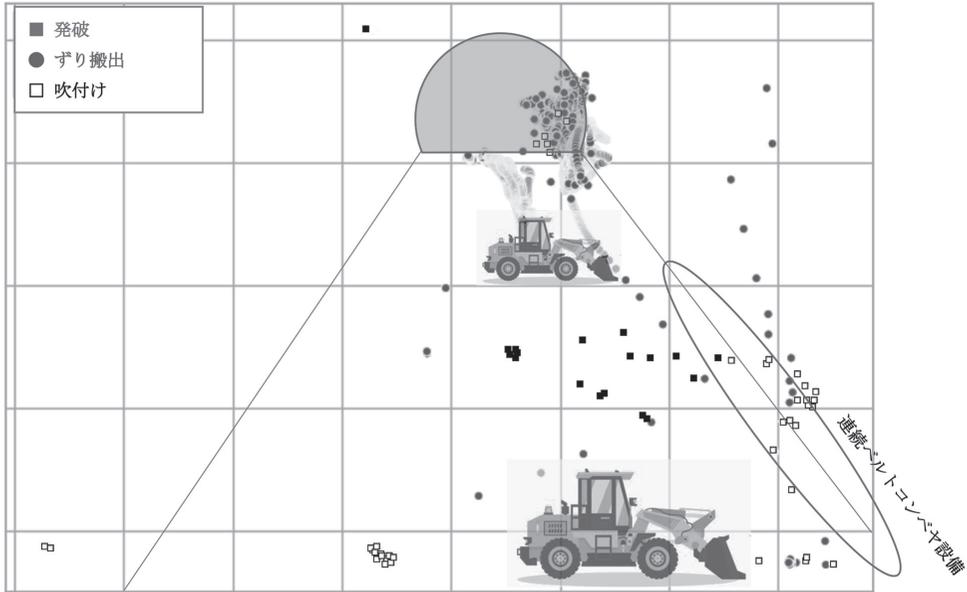
切羽面は映像の上部、切羽後方は映像の下部に映っており、例えば重機が映像の下部で検出された場合には重機が切羽後方に駐機されていると区別できることを期待した。また、第4図より、サイドダンプは映像右側で検出された場合が多く、ベルトコンベヤ近辺で作業をしていることがデータからもわかる。

「吹付け」と「発破」の際には、映像の下部で検出されることから、「サイドダンプ」が切羽から遠い場所に位置しており、かつ、検出頻度が低いことから、あまり動くことはなく、駐機されている状態であることがわかる。

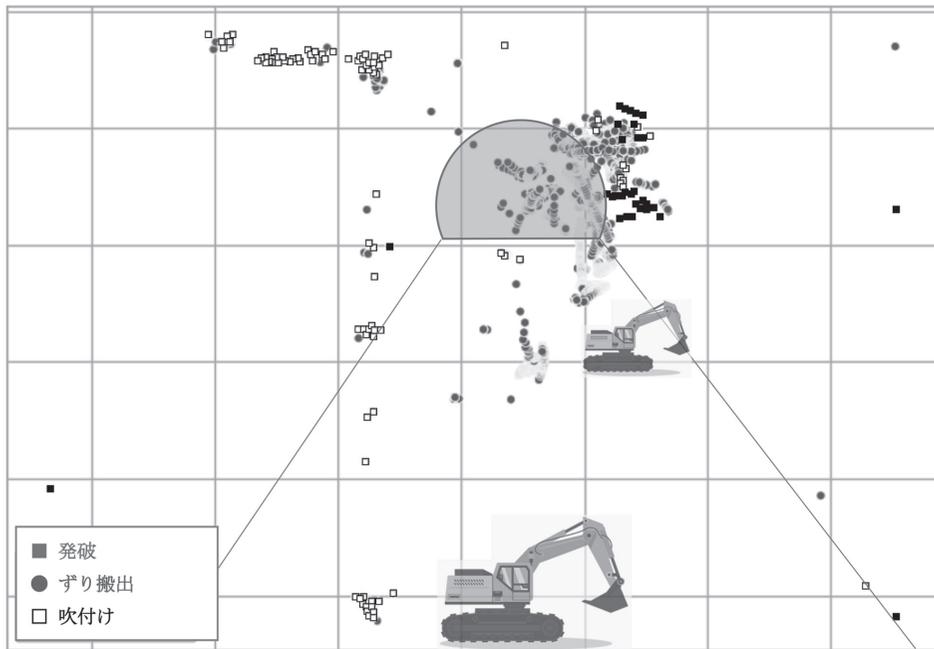
次に、「発破」「ずり搬出」「吹付け」において検出された「バックホウ」の中心座標の分布を第5図に示す。

第5図によると、「ずり搬出」時には切羽近傍のやや右側、「吹付け」時には切羽近傍のやや左側で検出されており、「発破」時には切羽直近で検出されるが、頻度が低いため、駐機されている状態であることがわかった。

これらの結果により、重機が映り込んだ位置には工程ごとに特徴が見られ、物体認識で重機の中心座標の位置を解析することにより、各工程の判定精度の向上が見込まれる。従って、動き認識による工程判定で発生していた「穿孔・装薬」と「ロックボルト」の誤判定についても、「火薬運搬車」と「モルタル台車」の検出を行い、かつこれらの車両の位置を利用することで工程の判定精度の向上が期待される。



第4図 各工程におけるサイドダンプの中心座標の分布



第5図 各工程におけるバックホウの中心座標の分布

5. おわりに

筆者らは、映像データを深層学習・機械学習で分析することによって建設現場の課題解決を図る建設DXツールの開発を進めており、本稿では、山岳トンネルの切羽における繰り返し作業の工程の見える化ツールに関する検討内容を紹介した。映像データの分析は一般に広く用いられており、今回対象とした切羽だけでなく、今後は覆工コンクリートやインバート等の

作業工程の分析にも活用できることが期待される。また、例えばサーマルカメラによる温度分布画像やLiDARによる点群データを基にした画像等のような通常のカメラでは計測できないデータも活用することによって、分析精度の向上が見込まれる。今後も、映像を中心とした分析による見える化ツールのブラッシュアップを行い、建設業界の課題解決に向けて尽力したい。

【筆者紹介】

額 善孝

西松建設(株)
技術研究所
土木技術グループ
主任

<主なる業務歴>

2015年、西松建設(株)入社。入社後より山岳トンネル関連の技術開発や現場支援に携わり、現在に至る。



林 浩一郎

(株)sMedio
プラットフォーム
事業本部
本部長

<主なる業務歴>

2016年、(株)sMedio入社。マルチメディア関連製品の開発・推進を経て、2018年よりAI関連製品の開発業務に携わる。



園田 香織

(株)sMedio
プラットフォーム
事業本部 部長

<主なる業務歴>

2016年、(株)sMedio入社。マルチメディア関連製品の開発・推進を経て、2018年よりAI関連製品の開発業務に携わる。

